

摘要

近年来, 依靠各类传感器的slam已经得到了广泛使用。然而, slam算法在极端天气下的鲁棒性问题一直未得到解决。在本文中, 作者提出了一种全天候, 大场景下的激光slam框架。通过全新的特征匹配和概率点云地图实现了包括位姿估计、局部建图、回环检测以及位姿图优化一系列功能。作者在公开数据集和自己收集的数据集中进行了广泛的实验, 结果表明了在各种恶劣天气条件下, 如黑夜、浓雾和大雪等天气条件下。算法拥有良好的可靠性已经定位精度。

原理及主要创新点

文章的主要贡献主要有四点:

- (1). 高效、可靠的特征点提取和匹配。
- (2). 从雷达图像中生成概率点云可以显著降低斑点噪声。
- (3). 可工作在恶劣天气条件下的图优化slam系统。
- (4). 在大场景环境中进行了大量的实验, 首次证明了算法可以工作在极端天气环境中(如浓雾和大雪)。

算法主体框架如下:

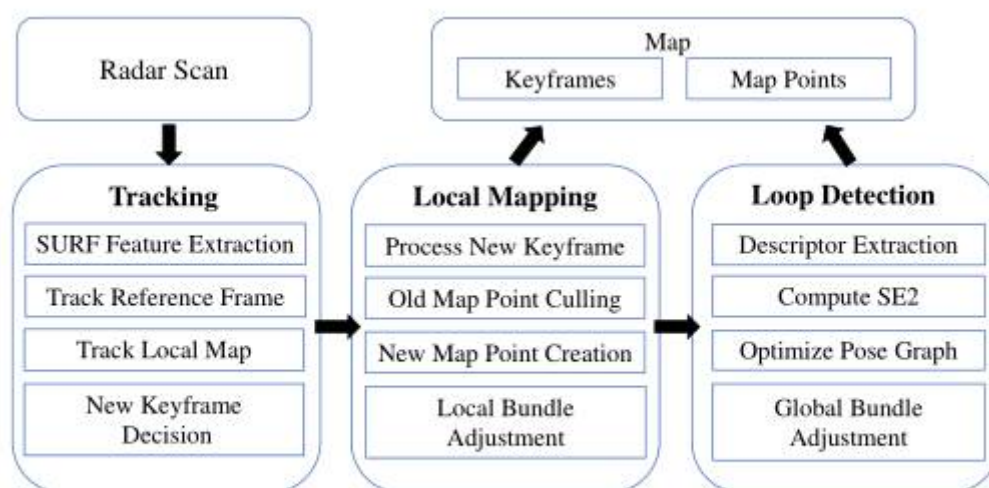


Fig. 3: System Diagram

一. 特征点提取模块

作者使用FMCW(调频连续波雷达)作为主传感器, 可以同时测量距离与速度, 并生成雷达图像。通过SURF特征点提取算法进行关键点的提取。利用描述子构建关键点的匹配, 并利用深度信息提取了两个改进以减小不正确的匹配。

- (1). 引入运动估计(例如最大速度)来约束关键点在雷达局部坐标系的搜索半径。减少不正确的匹配次数同时也避免了穷举特征匹配所需要的计算时间

(2). 关键点一致性约束，利用两个想匹配的关键点应遵循相同的运动趋势。进一步的降低了异常值的影响。

特征点提取与匹配

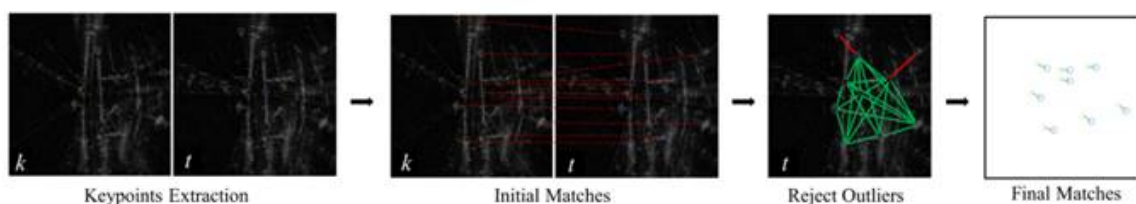


Fig. 4: Feature Extraction and Matching using Outlier Rejection. The yellow and blue circles are keypoints detected. The initial matches are within a certain radius of the query keypoints. The green graph is the maximum clique where every node is inter-connected. The red connections indicate the false matches that are not part of the maximum clique and rejected.

二. 局部子图构建

作者通过加权的均方误差来优化完成当前帧与子图的匹配。优化方法使用LM算法。

三. 回环检测

由于雷达图像本身的特点，使得视觉slam的磁带模型回环检测方法难以适用。作者通过将雷达图像转换成点云进而捕获到场景中的结构信息，利用局部极大抑制算法去除斑点噪声，结合点云的反射密度的空间特征来完成回环检测。

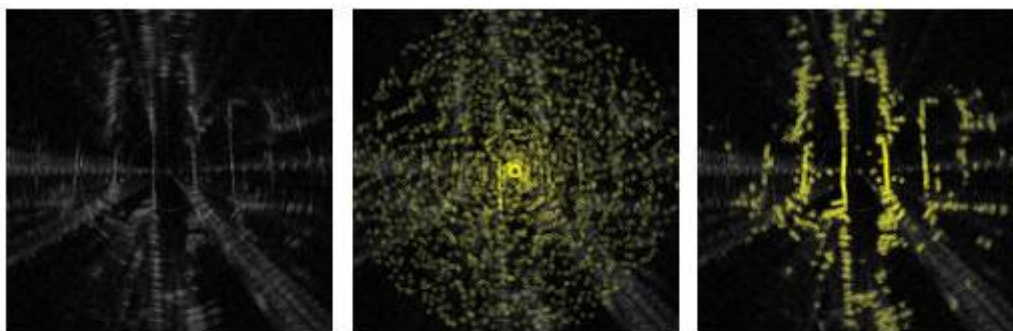


Fig. 5: Peaks Detection of a Radar Scan. (a): Original Cartesian image. (b): Peaks (in yellow) detected using a local maxima algorithm. Note a great amount of peaks are speckle noises. (c): Peaks detected using the proposed point cloud extraction algorithm which preserves the environmental structure and suppresses the detections from the multi-path reflection and speckle noises.

实验结果

RadarSLAM 在Oxford Radar 数据集上的结果，绿线表示估计的位姿，总长度是9.04km.



Fig. 1: Mapping Result of the proposed RadarSLAM on Oxford Radar Dataset (Sequence 10-12-32-52) [9]. Green line shows the estimated trajectory. Total length is 9.04 km.

在数据集Oxford Radar RobotCar 上估计的轨迹和groundtruth的对比如下图所示

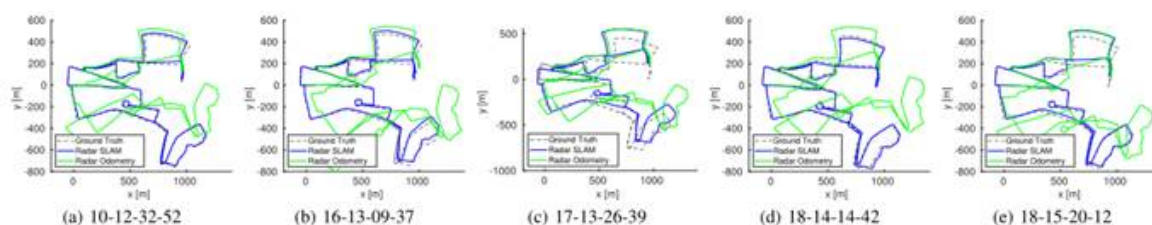


Fig. 6: Estimated Trajectories and Ground Truth of 5 Sequences from Oxford Radar RobotCar Dataset.

鲁棒性

为了验证算法在极端天气的鲁棒性，本文作者采集了在雨、雪、大雾、夜间等非常有挑战的数据。数据采集车装备有GPS, IMU导航系统，一个Velodyne HDL-32 激光雷达，一个ZED双目相机，一个NavTech 雷达扫描仪。NavTech最大距离是100m，分辨率 0.1736 pixel/m，和Oxford Radar Dataset中的有点不同。

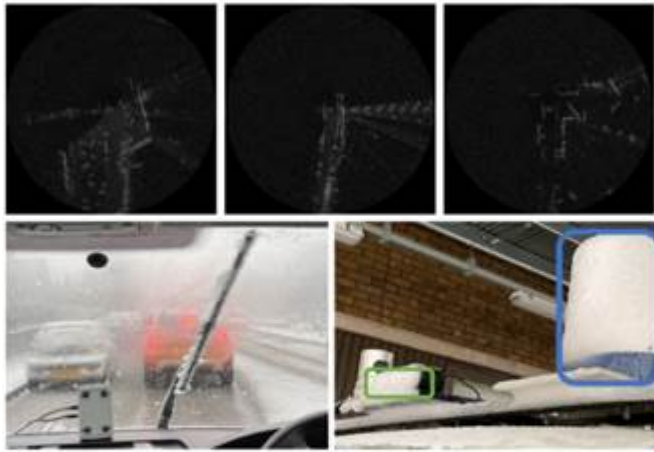


Fig. 8: Snow Sequence. Top: Radar images captured in snow. Note the front half of the radar data is lost due to thick snow covered on the radar. Bottom left: Photo of the heavy snowfall during data collection. Bottom right: Significant amount of snow covered on the camera, LiDAR and radar.



Fig. 9: Images Collected in Fog/Rain (top), Night (middle) and Snow (bottom). Images quality significantly degrades in these conditions, making it extremely challenging for vision based algorithms. Note for the snow sequence at bottom, the camera is completely occluded by the heavy snowfall.

极端天气下的位姿估计结果见下。从实验结果来看，在所有的传感器中，只有雷达系统可以在所有天气状况下可靠的定位。



Fig. 7: Estimated Trajectories of Extreme Weather Sequences on Google Map.

运算速度

RadarSLAM 是使用C++实现的，没有使用GPU的情况下，在Intel i7 2.60GHz CPU上，16GB RAM上的笔记本运行速度是6Hz。一个37分钟的序列（约9000幅图像）是实时的。

TABLE II: Sequence Length of Self-collected Dataset

| Sequence | Fog/Rain 1 | Fog/Rain 2 | Snow | Countryside | Night |
|-------------|------------|------------|------|-------------|-------|
| Length (km) | 4.7 | 4.8 | 8.7 | 3.4 | 5.6 |

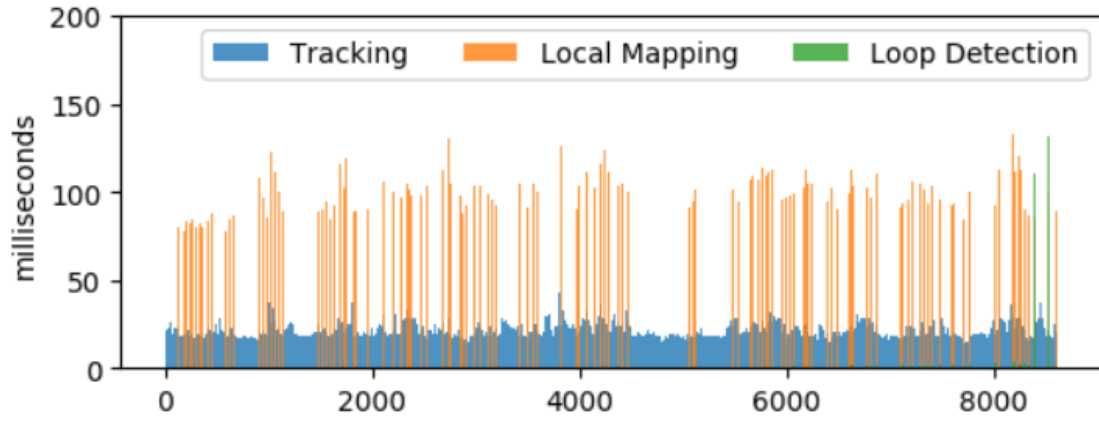


Fig. 10: Runtime on Sequence 10-12-32-52 of Oxford Radar RobotCar Dataset.

计算机视觉life公众号从零开始学习SLAM翻译整理。